

Zustandsüberwachung von Bahn- oberleitungen mit Kameradrohnen

Im vom BMVI geförderten Projekt SMARAGD untersuchen Siemens, DLR und Copting luftgestützte Verfahren zur prädiktiven Instandhaltung der Bahninfrastruktur.

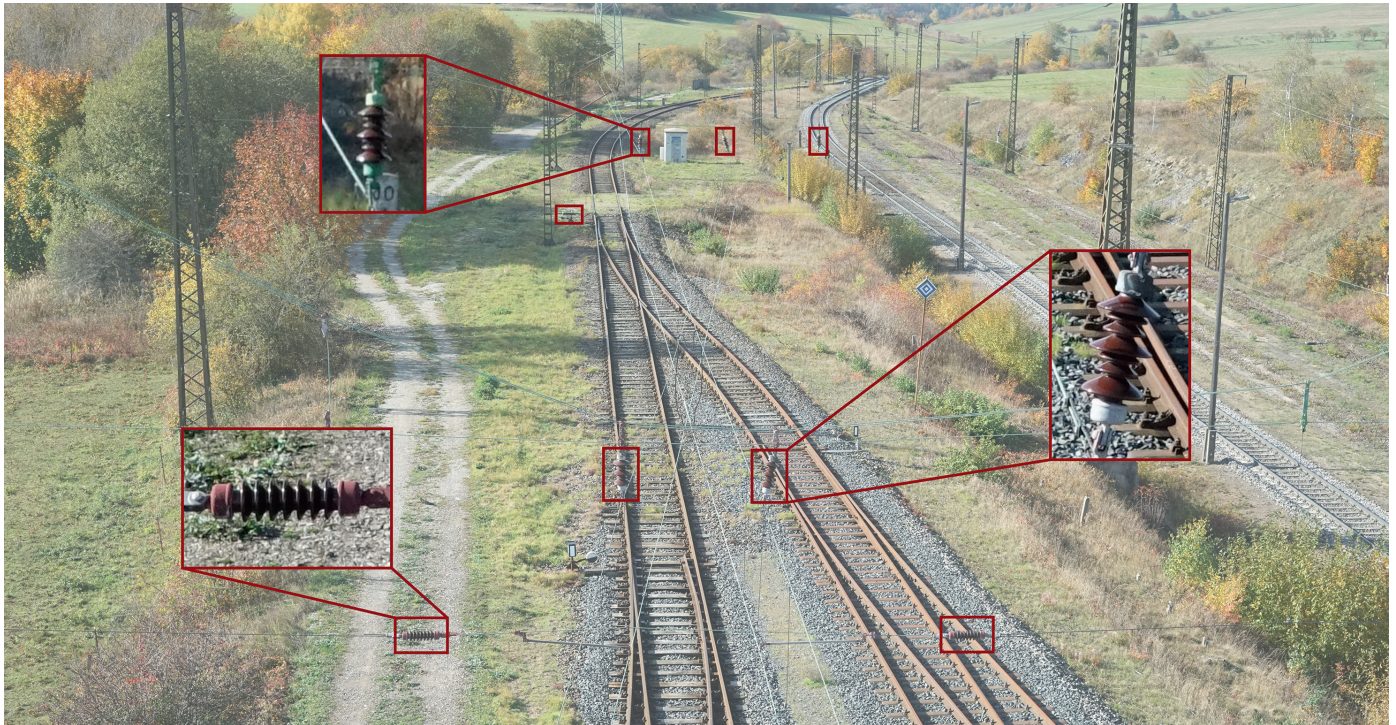


Abb. 1: Luftbildaufnahme einer Eisenbahnstrecke mit detektierten Isolatoren an der Oberleitung. Bei dem verwendeten System kann im Abstand von 20 m eine Auflösung von 1 mm erreicht werden, im Abstand von 40 m etwa 2 mm. Details werden somit erkennbar.

Quelle: DLR

FRANZ ANDERT | NILS KORNFELD | FLORIAN
NIKODEM | HAIYAN LI | STEFAN KLICKNER |
LAURA GRÜBER | CHRISTIAN KAISER

Im Projekt SMARAGD wird untersucht, mit welchen Methoden unbemannte Luftfahrzeuge zur prädiktiven Instandhaltung von Bahnoberleitungen eingesetzt werden können. Hierzu wird ein Multikopter mit einem hochauflösenden Kamerasystem ausgestattet und testweise über verschiedenen Bahnstrecken eingesetzt. Anhand der Bilddaten lassen sich Elemente wie Isolatoren automatisch identifizieren und verorten. Mithilfe von Künstlicher Intelligenz (KI) sollen die einzelnen Elemente überwacht werden. Neben der Entwicklung von Detektionsalgorithmen wird untersucht, welche Genauigkeit mit Kamera- und Videodaten erreicht werden kann. Da die Befliegung von Bahnstrecken nicht ohne weiteres erlaubt ist, untersucht das Projekt rechtliche und organisatorische Aspekte zum sicheren Betrieb von unbemannten Luftfahrzeugen.

Einleitung

Bauwerke der Eisenbahninfrastruktur, beispielsweise Oberleitungen, müssen regelmäßig einer Sichtprüfung unterzogen werden. Um Einschränkungen im regulären Betrieb zu vermeiden, werden diese Arbeiten oft als Wochenendarbeit oder Nachtschichten meistens zusammen mit Streckensperrungen ausgeführt und sind daher personal-, zeit- und kostenintensiv. Heute werden betriebsrelevante Elemente wie Isolatoren (Abb. 2) üblicherweise zyklisch zur Risikominimierung ausgetauscht, wodurch sich die Lebensdauer jedoch stärker als nötig reduziert. Dies gilt insbesondere für Elemente, die für Inspektion und Tausch nur schwer erreichbar sind. In Zukunft soll die Instandhaltung zustandsorientiert, bis hin zur Vorhersage des Abnutzungsverhaltens, erfolgen. Letzteres wird auch als predictive health management (PHM) bezeichnet. Eine automatische Befliegung mit unbemannten Luftfahrzeugen kann zu einer erheblichen Reduzierung der Kosten bei gleichzeitiger Verbesserung der Diagnosegüte beitragen. Neben der Reduzierung des Personalaufwands

des vor Ort wird die Zeitdauer von Streckensperrungen minimiert, da die Befliegungen der Strecke wesentlich kürzer ausfallen als herkömmliche Begehungen zur Sichtprüfung. Zudem können die schwer zugänglichen Elemente aus nahezu beliebigen Blickwinkeln aufgenommen werden.

Projektziele

Motivation

Langfristiges Ziel ist es, sowohl die Befliegung als auch die Datenauswertung weitestgehend zu automatisieren. Die mit Sensorik ausgestatteten Luftfahrzeuge sollen in vordefinierten Abständen selbstständig die Bahninfrastruktur abfliegen und Daten aufnehmen. Anschließend werden die Daten automatisch auf die zu untersuchenden Elemente überprüft. Mithilfe einer geeigneten Mustererkennungssoftware können automatisch Defekte und Veränderungen in den Scandaten erkannt und lokalisiert werden. Dazu werden die Bildaufnahmen aus vergangenen Wartungsflügen mit den aktuellen Aufnahmen übereinander gelegt und



Abb. 2: Abplatzung an einem Isolator. Diese und weitere Schäden sollen durch Befliegungen automatisch erkannt werden.

Quelle: DB Netz AG Bereich Oberleitung Braunschweig

zusätzlich mit den Bildern aus einer Referenzdatenbank verglichen. Bei signifikanten Änderungen in der Infrastruktur – z.B. Rissbildung, Rost und weitere Defekte – werden die Ergebnisse dem Anwender automatisch visualisiert und in aufgearbeiteter Form zur Verfügung gestellt. Diese automatische Auswertung und die entsprechende Visualisierung würden die Wartungsarbeitsschritte erheblich vereinfachen und beschleunigen.

Inhalt des Projekts

Die Erkennung der zu untersuchenden Objekte und die Klassifikation von verschiedenen Zustands- und Schadensarten soll automatisiert werden. Hierzu werden verschiedene Verfahren zur automatischen Bild- und Videoanalyse erforscht. Im Projekt werden dabei zwei verschiedene Versuchsträger zur Befliegung von Eisenbahnstrecken ausgerüstet: Das erste System ist ein von der Copting

GmbH eigens für dieses Projekt konfigurierter Multikopter, der mit einer beweglichen und hochauflösenden Kamera (42 Megapixel) ausgestattet ist (Abb. 3). Hiermit wird die Qualität einer automatisierten Datenverarbeitung zur Erkennung von Isolatoren unter Realbedingungen untersucht. Die Erkennung der Isolatoren erfolgt dabei mithilfe von Verfahren der KI. Das zweite System ist ein handelsüblicher Multikopter (DJI Mavic) mit ein-



Abb. 3: Copting TransformerUAV Hexacopter bei der Aufnahme von Oberleitungen

Quelle: Copting GmbH

Genehmigungslage für den Betrieb unbemannter Luftfahrzeuge

Der Betrieb unbemannter Luftfahrzeuge ist durch die Luftverkehrsordnung (LuftVO) reguliert und für den kommerziellen Einsatz grundsätzlich genehmigungspflichtig. In 2020 wird eine Überarbeitung der rechtlichen Rahmenvorschriften erwartet, welche die Vorschläge der European Aviation Safety Agency [6] umsetzen soll. Hierzu gehört die Unterteilung von unbemannten Luftfahrtmissionen in verschiedene Risikokategorien sowie Systematiken zur Bewertung und Vermeidung von Risiken [7]. Maßgeblich sind das Luftrisiko (z.B. durch Verletzung von Lufträumen) und das Bodenrisiko (z.B. Flug über bewohntem Gebiet und in der Nähe Kritischer Infrastruktur) in Abhängigkeit des Einsatzgebietes, den Eigenschaften, Fähigkeiten und Sicherheitssystemen des Luftfahrzeugs sowie weiteren organisatorischen Maßnahmen zur Risikovermeidung. Aufgrund der Systematik zur Risikobewertung lassen sich Standardszenarien wie das JARUS STS-01 [8] ableiten. Hier werden Bedingungen und Maßnahmen für den Flugbetrieb mit kleineren Luftfahrzeugen bis 3 m Durchmesser über größere Entfernungen beschrieben, was den besonders riskanten Flug außer Sicht mit einschließt. Auf dieser Grundlage können damit Flüge an Bahnstrecken für entsprechend autorisierte Betreiber durchgeführt werden.

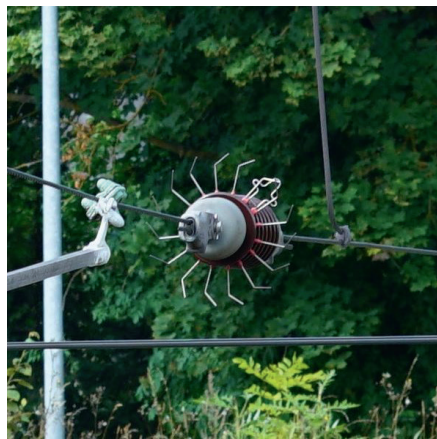
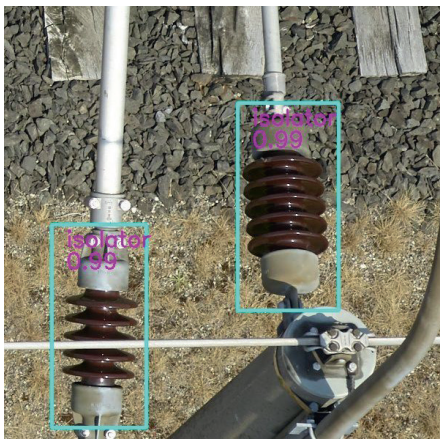


Abb. 4: Beispiele zur Detektion von Isolatoren. Während aus einem idealen Blickwinkel eine Detektion mit sehr hoher Genauigkeit erkannt wird (links), ist die Detektion trotz Training des Modells unter bestimmten Blickwinkeln wesentlich schwieriger (rechts). Dieser Isolator wird auch nach Herabsetzen von Klassifikationsschwellwerten nicht erkannt. *Quelle: Siemens Mobility GmbH*

gebauter 4K-Videokamera. Mit den Daten aus den Befliegungen soll untersucht werden, inwieweit langfristig auch handelsübliche Fluggeräte ohne spezielle Hardware für den Einsatz verwendet werden können. Ziel ist die Aufbereitung von Videodaten, sodass sie Einzelbilder aus einer Kamera mit wesentlich höherer Auflösung ersetzen können. Gelingt dies, können im kommerziellen Betrieb handelsübliche und vergleichsweise günstige Fluggeräte eingesetzt werden.

Automatisierte Bilddatenverarbeitung

Das verwendete Kamerasystem ermöglicht eine Objektauflösung von etwa 1 mm pro Pixel bei einem Abstand von 20 m zu einem Isolator (Abb. 1). Auf Objektive mit höherer Brennwei-

te und damit höherer Objektauflösung wurde verzichtet, um bei den Befliegungen möglichst viele Elemente erfassen zu können. Dies stellt zunächst einen sinnvollen Kompromiss zwischen Auflösung und Vollständigkeit der erfassten Objekte dar, da der Zustand eines Isolators grundsätzlich erkennbar ist.

Bei der Objektdetektion sollen diejenigen Bildregionen identifiziert werden, in denen sich Isolatoren befinden. Aus einer automatischen Befliegung lassen sich damit diejenigen Bilder aussortieren, in denen keine Isolatoren zu sehen sind. Zudem genügt es, für weitere Verarbeitungsschritte nur die entsprechenden Bildregionen zu verwenden, womit sich die weiter zu prozessierende Datenmenge reduziert.

Verwendung von Künstlicher Intelligenz

Die Objektdetektion erfolgt mit modernen Verfahren der KI, sogenannten neuronalen Netzen [1]. Bei dem hier eingesetzten Verfahren werden zunächst in einem gegebenen Bilddatensatz Objekte in den Bildern manuell annotiert. Dies ergibt den Trainingsdatensatz mit Bildern und den zu lernenden Annotationen. Das System lernt dann selbstständig ein Modell mit den Parametern der annotierten Objekte. Dieses Modell kann nun verwendet werden, um Objekte in neuen Bildern automatisch zu identifizieren. Die Parameter in diesem Modell bestimmen die typischen visuellen Eigenschaften der zu klassifizierenden Objekte auf unterschiedlichsten Abstraktionsebenen. Sie enthalten primitive Eigenschaften wie Kanten oder Farben sowie auch weitaus komplexere Formen und Muster [2]. Ein weiterer Überblick zu aktuellen Implementierungen ist in [3] zu finden.

Die hierbei verwendete Netzarchitektur ist ein Single Shot Detector [4], der mehrere Objekte in einem Bild gleichzeitig erkennen kann und bei hohen Bildauflösungen und größeren Objekten im Bild performant ist. Damit die Objekte auch aus unterschiedlichen Blickwinkeln identifiziert werden können, werden z.B. auch verdrehte und verzerrte Originalbilder in die Lernphase einbezogen. Letztendlich wurden ungefähr 44 000 Bilder für das Training des Modells verwendet.

Um das Verfahren und das trainierte Modell zu testen, wurde ein Testdatensatz von 5000 weiteren Bildern mit reduzierter Auflösung sowie 243 voll aufgelöste Bilder aus den Flugversuchsdaten verwendet. Die Ergebnisse sind in Tab. 1 aufgelistet. Zur Bewertung dienen die in der Statistik gebräuchlichen Klassifikationsmaße Genauigkeit und Trefferquote. Die sehr hohe Genauigkeit bedeutet, dass nur etwa 2-3% der detektierten Objekte keine Isolatoren darstellen. Im Gegensatz dazu bedeutet die Trefferquote, dass etwa 30% der Isolatoren nicht gefunden werden. Neben der vergleichsweise schlechteren Detektion bei größeren Entfernungen zeigt Abb. 4 ein Beispiel, unter denen eine Detektion schwierig ist. Derartige Erkenntnisse sind für die weitere Planung von Befliegungen von Bedeutung. Beispielsweise sollte eine bekannte Bahnstrecke so befliegen werden, dass eine seitliche Ansicht der Isolatoren erreicht wird.

Übertragung auf Videodaten mit geringerer Auflösung

Im kommerziellen Betrieb kann es vorteilhaft sein, handelsübliche und in großer Stückzahl verfügbare Fluggeräte zu verwenden. Als Beispiel wird hier die Anwendung eines Multikopters vom Typ DJI Mavic evaluiert. Wie eine Vielzahl anderer Geräte ist dieses System mit einer Kamera ausgestattet. Da sich die Aufnahme von Einzelbildern oft nicht mit ausreichender Präzision steuern lässt, werden Videodaten für die weitere Auswertung betrachtet. Idealerweise genügt dann eine objektnahe Befliegung der Bahnstrecke ohne

Anzahl Bilder	Genauigkeit	Trefferquote
5000 mit reduzierter Auflösung	0,98	0,72
243 Originalbilder	0,968	0,70

Tab. 1: Genauigkeit (Precision, mAP0.5) und Trefferquote (Recall) der Detektion

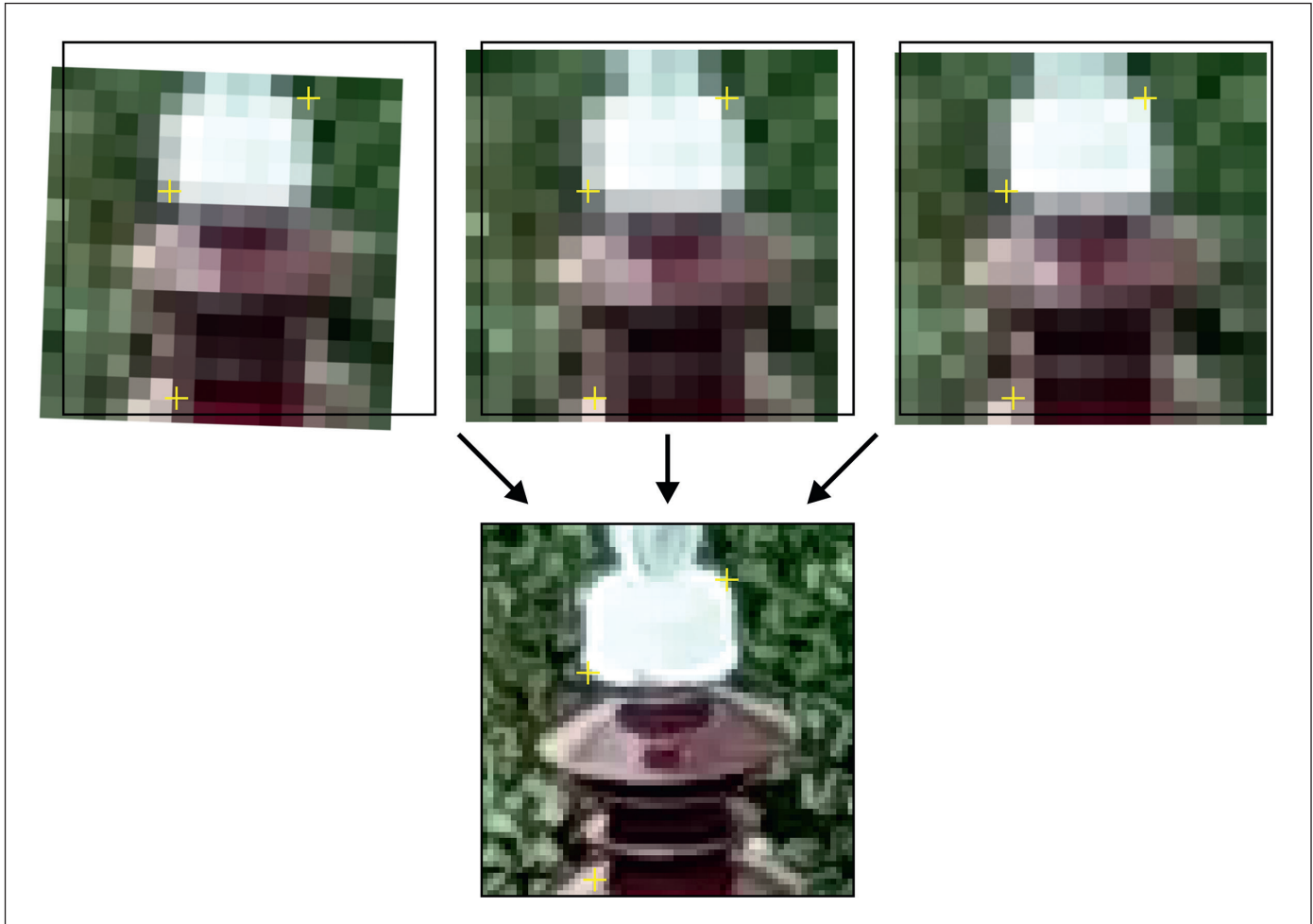


Abb. 5: Prinzip der Super-Resolution. Dabei wird die Transformation zwischen mehreren Bildern einer Sequenz auf Subpixelebene bestimmt und ein fusioniertes Bild mit höherer Auflösung errechnet.

Quelle: DLR

besondere Haltepunkte, was insbesondere für längere Streckenabschnitte von Vorteil ist. Wesentlicher Nachteil der Videodaten ist die geringere Bildauflösung im Vergleich zu den Spezialkameras sowie die Verwendung verlustbehafteter Datenkompression. Daher wird untersucht, inwieweit sich mehrere Einzelbilder des Videos zu einem Gesamtbild höherer Auflösung kombinieren lassen und ob ein derart errechnetes Bild auch tatsächlich detailliertere Strukturen aufweist. Das Grundprinzip ist als Super-Resolution bekannt [5] und in Abb. 5 dargestellt. Hierzu müssen signifikante Merkmale mehrerer Einzelbilder auf Subpixelebene genau bestimmt werden.

Um den tatsächlichen Auflösungsgewinn zu beurteilen, wurde mit dem Multikopter das Bild eines Siemenssterns gefilmt und aus 16 Bildern der Sequenz ein Bild mit vierfacher Auflösung berechnet. Abb. 6 zeigt das Ergebnis. Hierbei ist einerseits die tatsächliche Erhöhung der Auflösung zu erkennen, andererseits zeigen sich hier auch Artefakte am unteren Bildrand. Ursache können unter anderem Informationsverluste durch Kompression der Eingangsbilddaten sein. Insgesamt überwiegt allerdings der Nutzen dieser Technik. Derzeit wird aktiv an Methoden zur weiteren Redukti-

on der Artefakte und zur Erhöhung der resultierenden Auflösung geforscht.

Automatisierte Georeferenzierung von erkannten Objekten

Das implementierte Flugmanagement ermöglicht das Sammeln von Bild- und Videomaterial aus unterschiedlichen Ansichten auf die Objekte. Zudem erfolgt mit Satellitenna-

vigation die Zuordnung hochgenauer Positionsdaten zu den jeweiligen Einzelbildern. Dies ermöglicht neben der Bewertung des Objektzustands aus verschiedenen Perspektiven die Rekonstruktion von 3D-Informationen. Mittels photogrammetrischer Verfahren werden die Aufnahmepositionen in genaue Relation zueinander gebracht und es wird die 3D-Position der jeweiligen Objekte triangu-





**INGENIEURTEAM
GEO GMBH**
Vermessung
Hydrographie
Geoinformatik

- Ingenieur- und Bahnvermessung
- UAV Vermessung
- Monitoring
- 3D Modellierung
- Hydrographie

Industriestraße 3
76189 Karlsruhe
Tel. 0721 / 79072-0
Fax 0721 / 79072-10
info@it-geo.de
www.it-geo.de

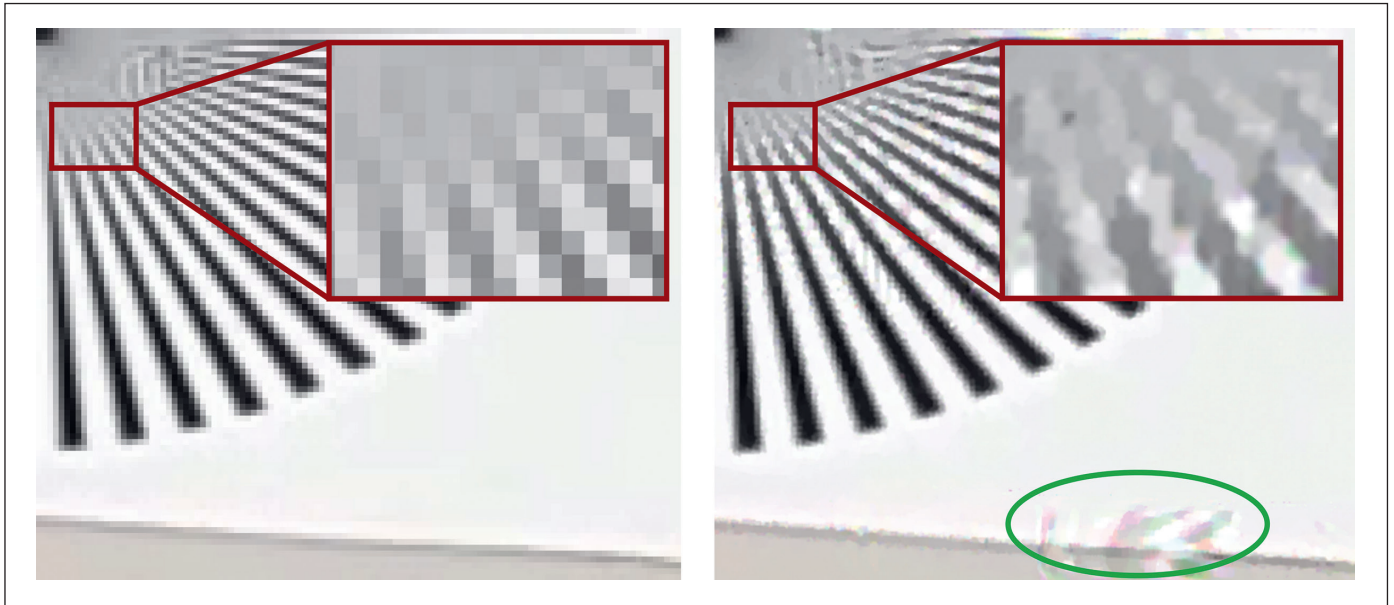


Abb. 6: Links: Beispielbild einer Videoaufnahme eines Siemenssterns. Rechts: Erstellung eines höher aufgelösten Bildes mittels Super-Resolution. Je nach Qualität der Eingabedaten können hier jedoch auch unerwünschte Artefakte entstehen. Quelle: DLR

liert. Durch die genaue relative Lokalisierung können die Objekte damit eindeutig identifiziert werden, wobei ein absoluter Positionsfehler in Größenordnung der Satellitennavigation von etwa 0,5 m bis 1 m verbleibt. Die georeferenzierten Bild- und Zustandsdaten einzelner Objekte lassen sich damit automatisiert mit Datenbanken abgleichen.

Zusammenfassung

Im Projekt wurden mehrere Bahnstrecken zur Bild- und Videodatenaufnahme beflogen. Die Ergebnisse zeigen die Möglichkeiten einer automatisierten Bildauswertung. Hierbei können Isolatoren aus einer Entfernung von 20 m derart identifiziert werden, dass der Zustand des Isolators erkennbar wird. Zudem kann gezeigt werden, dass unter guten Voraussetzungen auch Videodaten handelsüblicher Multikopter anstelle von hochauflösenden Bildern verwendet werden können. Daraus ergeben sich Anwendungsmöglichkeiten unter realen Einsatzbedingungen und unter Verwendung von handelsüblicher Hardware.

Die Arbeiten wurden durchgeführt im Rahmen des Verbundprojektes SMARAGD (Smart MAintenance of Rail infrastructure by using Analytical Georeferenced Data Services), gefördert vom Bundesministerium für Verkehr und Digitale Infrastruktur (BMVI) mit der Forschungsinitiative mFund, Förderkennzeichen 19F2055B. ■

QUELLEN

- [1] Howard, A. G. et al.: MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications. arXiv:1704.04861 [cs.CV], 2017
- [2] Geirhos, R. et al.: ImageNet-trained CNNs are biased towards texture; increasing shape bias improves accuracy and robustness. International Conference on Learning Representations (ICLR), 2019
- [3] Huang, J. et al.: Speed/accuracy trade-offs for modern convolutional object detectors. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017
- [4] Liu, W. et al.: SSD: Single shot multibox detector. European Conference on Computer Vision (ECCV), 2016, S. 21-37

- [5] Mitzel, D. et al.: Video super resolution using duality based TV-L 1 optical flow. DAGM Joint Pattern Recognition Symposium, 2009, S. 432-441
- [6] European Aviation Safety Agency (EASA): Introduction of a regulatory framework for the operation of drones. Technical Opinion, A-NPA 2015-10, 2015
- [7] Joint Authorities for Rulemaking of Unmanned Systems (JARUS): Guidelines on Specific Operations Risk Assessment (SORA). Online: http://jarus-rpas.org/sites/jarus-rpas.org/files/jar_doc_06_jarus_sora_v2.0.pdf, Zugriff am 02.03.2020, 17:00 Uhr
- [8] Joint Authorities for Rulemaking of Unmanned Systems (JARUS): SORA STS-01 for Aerial Work Operations, Version 1.1. Online: http://jarus-rpas.org/sites/jarus-rpas.org/files/jar_doc_6_sora_sts_01_edition1.1.pdf, Zugriff am 02.03.2020, 17:00 Uhr



Haiyan Li, M. Sc.
Softwareentwicklerin
Siemens Mobility GmbH, Berlin
haiyan.li.ext@siemens.com



Dr.-Ing. Franz Andert
Gruppenleiter Sensorsysteme
Institut für Verkehrssystemtechnik
Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt, Berlin
franz.andert@dlr.de



Dipl.-Ing. Dr. techn. Stefan Kluckner
Abteilungsleiter Computer Vision and Graphics Applications
Siemens Mobility GmbH, Berlin
stefan.kluckner@siemens.com



Nils Kornfeld, M. Sc.
Wissenschaftlicher Mitarbeiter
Institut für Verkehrssystemtechnik
Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt, Berlin
nils.kornfeld@dlr.de



Laura Gruber
Projektleiterin SMARAGD
Business Development und Strategie
im Customer Service
Siemens Mobility GmbH, Braunschweig
laura.gruber@siemens.com



Florian Nikodem, M. Sc.
Wissenschaftlicher Mitarbeiter
Institut für Flugsystemtechnik
Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt, Braunschweig
florian.nikodem@dlr.de



Dipl.-Inf. Christian Kaiser
Geschäftsführer
Copting GmbH
ckaiser@copting.de